



Universidad de Cuenca

Facultad de Ciencias Químicas

Carrera de Ingeniería Industrial

“Uso de una red neuronal para determinar el desempeño de una organización del sector bancario.”

*Trabajo de titulación previo a la obtención
del título de ingeniero Industrial.*

AUTOR:

José Miguel Orellana Parapi.

C.I. 0106206733

DIRECTOR:

Ing. Mario Patricio Peña Ortega.

C.I. 0302168141

Cuenca – Ecuador

2018



Resumen:

En Ecuador, existen una amplia cantidad de cooperativas de ahorro y crédito (COAC), contando con un total de 852 divididas en 5 segmentos dependiendo del valor de sus activos, de las cuales sólo 35 de 58 (segmento 1 y 2) presentan historiales de calificaciones de riesgo, siendo casi inexistente en el segmento 3, 4 y 5, además, el 66% del microcrédito obtenido dentro del país corresponde al sistema cooperativo. El propósito de esta investigación es crear una red neuronal artificial que presente un porcentaje de precisión aceptable para clasificar una organización de este tipo dentro de la escala de riesgo en base al valor de sus índices o ratios financieros, de tal manera que se mejore la toma de decisiones financieras. Las redes neuronales artificial (ARN) fueron creada a partir de datos obtenidos por la SEPS (Superintendencia de economía publica y solidaria) para las cooperativas de ahorro y crédito que presentan un mayor número de activos, usando además el historial de calificaciones de riesgo trimestrales realizadas por entes calificadoras en el lapso de enero 2015 hasta septiembre 2017; dichos datos son de carácter público. Después, se entrenó una red neuronal artificial de clasificación jerárquica onteniense un 83.19% de precisión, y otra con clasificación directa con 82.65% de precisión, concluyéndose que la primera ARN presenta una aceptable y ligeramente mayor precisión para el uso como herramienta de apoyo, además de la presencia de posibles mejoras a la misma para convertirse en una herramienta principal.

Palabras claves: Red neuronal artificial, Cooperativas de ahorro y crédito, Indicadores financieros, Perceptrón multicapa.



Abstract:

In Ecuador, there are a vast quantity of credit unions, 852 in total, which are within 5 different segments by their assets, but only 35 of 58 credit unions of segments 1 and 2 present risk rating records, and this analysis is almost non-existent for segment 3, 4 and 5, besides about 66% of credits in Ecuador come from credit unions. This study pretends to create an artificial neural network (ARN) with an acceptable accuracy of classification for this type of companies using their financial ratios in order to be used as a helper to support financial decisions. The ARN was created by data obtained from SEPS (Superintendencia de economía pública y solidaria) for credit unions with a high assets value and using a record of risk rating since 2015 to 2017; the data used to this study is public access. Then, an ARN was created using a hierarchy classification level, it presented an accuracy of 83.19%, and another ARN was created using direct classification with 82.65% accuracy. Finally, due to the first ARN presents slightly better results, this tool was defined as the best option of this study and it can be used as a form of support for classification of Union credits, moreover this tool presents a great potential to increase its accuracy and become a main tool for classification and prognostics.

Keywords: Neural network, Credit union, Financial ratios, Multilayer perceptron.



Contenido

Introducción:	7
Materiales y métodos:	9
Recopilación de datos y establecimiento de los inputs y outputs	9
Estructura de la red neuronal.	11
Desarrollo del modelo.....	13
Resultados y discusiones:	14
Conclusiones:	19
Agradecimientos:	20
Bibliografía:	20

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

José Miguel Orellana Parapi en calidad de autor/a y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación " Uso de una red neuronal para determinar el desempeño de una organización del sector bancario. ", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Lugar, fecha

Cuenca, 27 de febrero de 2018



José Miguel Orellana Parapi.

C.I: 0106206733

Cláusula de Propiedad Intelectual

José Miguel Orellana Parapi autor del trabajo de titulación "Uso de una red neuronal para determinar el desempeño de una organización del sector bancario", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, 27 de febrero de 2018



José Miguel Orellana Parapi

C.I: 0106206733

Introducción:

El uso de redes neuronales en las organizaciones como herramienta de ayuda para la toma de decisiones más objetivas ha demostrado ser un medio adecuado dentro de su amplia gama de posibles aplicaciones. Desde los años 90, la tecnología de redes neuronales artificiales ha comenzado a ser usado para el pronóstico de bancarrota en organizaciones (Atiya, 2001), enfatizándose en la predicción y el análisis de información clave para presentar escenarios posibles favorables o desfavorables. Esto se realiza valiéndose de unas entradas basadas en una cierta cantidad de datos históricos o relevantes y proporcionando una salida que represente los datos de entrada.

Las redes neuronales artificiales simulan el funcionamiento de una red de neuronas biológicas presentes en el cerebro humano, permitiendo aprender a partir de experiencias (Maithili, A., Kumari, R. V., & Rajamanickam, S., 2012). El uso de redes neuronales artificiales ha proliferado en campos de: cinética química (Amato, 2012), predicciones de rectores (Molga, 2000), control de sustancias ilegales (Li Y., 2005), optimizaciones (Havel J., 1998), clasificación de productos de agricultura (Rodríguez Galdón B., 2010), incluso en campos de biología como en la determinación de especies (Fedor P., 2008, Michalkova V., 2009), y en el campo de la medicina y diagnósticos médicos (Amato, F., López, A., Peña-Méndez, E. M., Vañhara, P., Hampl, A., & Havel, J. 2013), entre otros.

Actualmente, empresas de gran importancia están usando redes neuronales para el análisis de créditos, fraudes, simulaciones de eventos futuros, entre otros; expandiendo su uso a diferentes negocios, comercios e industrias; especialmente ha ganado popularidad como herramienta alternativa a métodos tradicionales, tales como: regresión logística y análisis discriminante (Odom, M. D., & Sharda, R.,

1990), debido a que ha demostrado presentar un porcentaje de confiabilidad igual o superior a las mismas. Además, el impacto de la era tecnológica e informática ha obligado a las organizaciones a innovar en métodos de análisis de datos, aprovechando la información recolectada dentro de las organizaciones o por terceros (Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C., 2012), además, de su capacidad de trabajar con relaciones no lineales (E. Laitinen, T. Laitinen, 2001).

Una red neuronal es un modelo matemático que funciona mediante conexiones entre sus neuronas o nodos, de la misma manera que funciona el cerebro humano con sus neuronas biológicas. Las redes neuronales son usadas para la simulación, esto se logra mediante el aprendizaje del reconocimiento de patrones presentes en los datos. Una red entrenada sería capaz de buscar patrones en futuros grupos de datos y mostrar posibles patrones de comportamiento de las variables de entrada. (Dalrymple, D.J. ,1987; Ogwueleka, F. N., Misra, S., Colomo-Palacios, R., & Fernandez, L., 2015). Por lo cual, uno de los requerimientos para el uso adecuado de una red neuronal es disponer de una gran cantidad de datos, de tal manera que en la etapa de entrenamiento se cubran varios escenarios posibles, debido a que, al igual que el cerebro humano, la red neuronal será más potente al momento de identificar patrones mientras más datos estén involucrados en su entrenamiento, es decir, la red neuronal tiene la capacidad de aprender en base a la experiencia (Ilustración 1).

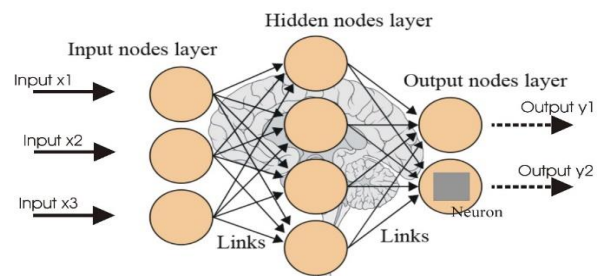


Ilustración 1. Estructura de una red neuronal artificial. Fuente. GUEST BLOG, (2016).

La red neuronal, puede generalizar incluso, con presencia de un cierto grado de “ruido” en los datos de entrada, siendo capaz de predecir hechos futuros inciertos en base a comportamientos pasados que fueron registrados en la muestra presentada a la red, sin embargo, la cantidad de ruido debería ser el mínimo posible para que su afectación sea de menor grado (Zur, R. M., Jiang, Y., Pesce, L. L., & Drukker, K., 2009). Una de las formas para tratar con datos o muestras que presentan ruido, o para nivelar los datos de entrada, es utilizar una clasificación jerárquica. (Zhang, Z., Li, J., Manikopoulos, C. N., Jorgenson, J., & Ucles, J., 2001). Entre las características únicas de las redes neuronales, están la adaptabilidad, la no linealidad y habilidad de mapeo de funciones arbitrarias, por lo cual, son herramientas adecuadas y útiles para tareas de clasificación y pronóstico. (Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y., 1998). Además, se ha demostrado que esta herramienta puede ser usado para otros tipos de pronósticos tales como: administración de marketing, administración financiera, administración de operaciones. (Maithili, A., Kumari, R. V., & Rajamanickam, S., 2012).

Actualmente, las redes neuronales son usadas en varias compañías, sin embargo una clase de compañías con más riesgos son los bancos y cooperativas de crédito, debido a que manejan considerables cantidades de dinero, razón por la cual se han creado instituciones especiales para su control en cada país, como por ejemplo, en Ecuador la superintendencia de Economía pública y solidaria (SEPS) busca definir las políticas y reglamentos bajo las cuales las cooperativas o instituciones financieras deben funcionar, además de controlar actividades sospechosas (SOLIDARIO, S. F. P. Y., 2014). Instituciones como la SEPS recopilan datos, mismos que son almacenados en bases de datos de carácter público.

La facilidad con la que estas redes pueden ser integradas al entorno empresarial, incluyendo pequeñas y medianas compañías (Zekic-Susac, M., Sarlija, N., & Bensic, M., 2004), es una

ventaja considerable para su uso a nivel empresarial, además este tipo de tecnología no requiere altos grados de conocimientos en campos de estudio especializados, poniendo a disposición una potente herramienta tecnológica al alcance de cualquier compañía.

Por lo descrito anteriormente, el propósito de este estudio se centra en el uso de una de las herramientas de la minería de datos (data mining) conocida como red neuronal artificial, la cual puede ser usada para simular, clasificar y pronosticar eventos futuros, en base a un historial de fondo que sirve para el entrenamiento de la red neuronal. El estudio se centra en las cooperativas de ahorro y crédito de Ecuador, usando datos desde enero 2015 hasta septiembre 2017. Uno de los motivos para realizar el estudio, fue la necesidad de mantener un nivel de riesgo bajo en la administración de dichas organizaciones, es decir, implantar medios alternativos de gestión.

Una red neuronal, específicamente un perceptrón multicapa, se compone de varias capas o layers, generalmente divididos en tres grupos: una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida, además consta de pesos entre las conexiones, una función de activación, un valor para el bias, y generalmente para el ajuste de los pesos, se realiza el cálculo del error entre la salida deseada y la obtenida, ajustando los pesos de manera inversa (conocida como propagación hacia atrás o backpropagation) (Ilustración 2).

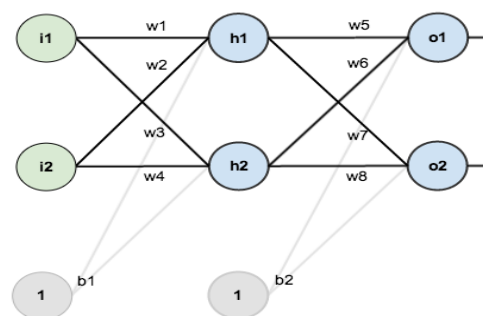


Ilustración 2. Estructura de una red neuronal artificial. Fuente: Matt Mazur (2015).

La hipótesis planteada define que mediante el uso de una red neuronal (usando un perceptrón multicapa) se puede determinar problemas financieros futuros y presentes en la organización. Para realizar esta determinación, se plantea usar una red neuronal para clasificar una COAC dentro de una categoría de riesgo en base a indicadores financieros. El estudio realizado es un estudio propositivo debido a que se ha desarrollado una herramienta, misma que ha sido elaborada a partir de la estructura básica de una red neuronal, adecuándola a las necesidades de predicción, clasificación y simulación de condiciones organizacionales de las cooperativas de ahorro y crédito del Ecuador. Se ha utilizado información sólo de cooperativas de ahorro y crédito debido a la disponibilidad de información por ser de carácter pública y de fácil acceso. Además, dichas cooperativas se encuentran clasificadas dentro de 5 segmentos dependiendo del valor de sus activos.

Materiales y métodos:

Recopilación de datos y establecimiento de los inputs y outputs

El uso de una red neuronal, para clasificación y pronóstico, implica o necesita de una amplia cantidad de datos, normalmente estos datos se obtienen de historiales y mediante información recolectada por medios de control externos, como entidades privadas, o datos recolectados por las mismas organizaciones. La calidad y tipo de los datos depende ampliamente del tipo de estudio o análisis que se desea realizar. Para este estudio se usaron indicadores financieros obtenido de la página oficial de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS), la misma que cuenta con una publicación mensual de estados financieros de COAC del segmento 1 y 2 del Ecuador, titulada “Boletines financieros mensuales”, los sectores 1 y 2 está integrado por COAC con mayor número de activos.

En Ecuador existen un total de 852 cooperativas de ahorro y crédito activas (SEPS, 2016) distribuidas dentro del país, de las cuales, la mayoría que cuentan con registro de calificaciones de riesgo pertenecen al segmento 1 y 2, siendo casi inexistentes en los segmentos 3, 4 y 5. Los segmentos se definen en base al tamaño de los activos que maneja la COAC. La tabla 1 muestra el número de cooperativas por segmentos existentes en Ecuador y el número de cooperativas que presentan registros de calificaciones de riesgo.

Tabla 1

COAC Activas en Ecuador (2016)

Segmento	Número de COAC con calificación de riesgo	Número total de COAC
1	24	24
2	11	34
3	5	87
4	0	188
5	0	519

Para la creación de la red neuronal, se necesitó definir las entradas, mismas que fueron definidas a partir de investigaciones bibliográficas y conversaciones con expertos. Las entradas seleccionadas son indicadores financieros usados para conocer la situación interna de la organización, de manera que sea posible conocer el estado de la misma, además de permitir realizar comparaciones de sus índices en relación con las demás organizaciones del sector. Las variables definidas para este estudio fueron 9, las mismas que están representadas en la tabla 2.

Tabla 2

Índices financieros usados en el estudio

Suficiencia patrimonial
(PATRIMONIO + RESULTADOS) / ACTIVOS INMOVILIZADOS
Estructura y calidad de estructura de activos
ACTIVOS PRODUCTIVOS / TOTAL ACTIVOS
Covertura de provisiones
COBERTURA DE LA CARTERA PROBLEMÁTICA
Eficiencia microeconómica
GASTOS DE OPERACION / MARGEN FINANCIERO
ROE
RESULTADOS DEL EJERCICIO / PATRIMONIO PROMEDIO
ROA
RESULTADOS DEL EJERCICIO / ACTIVO PROMEDIO
Márgen eficiencia financiera
MARGEN DE INTERMEDIACIÓN ESTIMADO / PATRIMONIO PROMEDIO
Rendimiento de cartera
CARTERA POR VENCER TOTAL
Liquidez
FONDOS DISPONIBLES / TOTAL DEPOSITOS A CORTO PLAZO

De la misma manera, se necesitó definir las salidas de la red neuronal. Para esta operación, se comenzó revisando la escala de calificación que se otorga a las entidades financieras en base al riesgo de créditos (Tabla 3). Después, en base a la información que se encuentra disponible en la página oficial de la SEPS, en el apartado de “Calificación de Riesgos”, se consultó las respectivas calificaciones otorgadas para las cooperativas de ahorro y crédito del Ecuador que han realizado el servicio de calificación de riesgo, la misma que es realizado por empresas externas y privadas a nivel nacional o internacional (Tabla 4).

Tabla 3

Escala de calificación de riesgo para entidades financieras (score de riesgo)

Fondos de Riesgo de crédito	
AAA (ecu)	Cuotas con EXCELENTE protección ante perdidas asociadas al Riesgo de Crédito.
AA (ecu)	Cuotas con MUY BUENA protección ante perdidas asociadas al Riesgo de Crédito.
A (ecu)	Cuotas con BUENA protección ante perdidas asociadas al Riesgo de Crédito.
BBB (ecu)	Cuotas con SUFICIENTE protección ante perdidas asociadas al Riesgo de Crédito.
BB (ecu)	Cuotas con MUY BAJA protección ante perdidas asociadas al Riesgo de Crédito.
B (ecu)	Cuotas con VULNERABLE protección ante perdidas asociadas al Riesgo de Crédito.
C (ecu)	Cuotas EXTREMADAMENTE VULNERABLES ante perdidas asociadas al Riesgo de Crédito.

NOTA: los signos (+) o (-) entre las calificaciones AA / (ecu) y B / (ecu), pueden modificar la calificación dentro de cada categoría.

Tabla 4

Principales Firmas calificadoras de riesgo que operan en Ecuador.

SOC.CAL.RIESGO LATINOAMERICANA SCRL S. A
PCR PACIFIC S.A.
BANK WATCH RATINGS
MICROFINANZA RATING S.A.
CLASS INTERNATIONAL RATING S.A.

Existen diferentes empresas especializadas en el campo de la gestión y calificación de riesgos, sin embargo, todas las firmas usan el mismo rango de calificación (Columna 1 de tabla 3), dicha escala de calificación es utilizada en las COAC dentro del país.

En Ecuador, 35 cooperativas de ahorro y crédito, de los segmentos 1 y 2, realizan el servicio de

calificación de riesgo, por lo cual, se usó la calificación asignada a estas cooperativas, desde el 31 de marzo de 2015 hasta 30 septiembre de 2017. La calificación de riesgo se realiza en cuatro fechas de corte al año: marzo, junio, septiembre y diciembre, respectivamente.

La cantidad de datos que se obtuvieron para realizar el estudio se muestran en la tabla 5. Es necesario destacar que a pesar de haber 35 cooperativas que realizan el análisis de riesgo, no todas han realizado el análisis dentro del rango de tiempo que se definió para la recolección de datos para el estudio.

Tabla 5

Cantidad de datos usados en el estudio.

Categoría	Cantidad de datos para cada categoría.
AA	33
A	154
BBB	54
BB	72
B	13*

* En la categoría B se adicionó datos de una empresa que originalmente estaba en la categoría C.

Dentro de la categoría B, consta una única empresa que originalmente fue calificada como categoría C, debido a que, los valores de los índices financieros entre la categoría C y B no presentaban gran variación.

De este modo se definió que la salida de la red serían las 5 categorías a las que cualquier cooperativa podría pertenecer según la escala de calificaciones vigentes en Ecuador (AA, A, BBB, BB, B), esto depende de los valores de los índices financieros y de factores externos, sin embargo, para este estudio solo se tomaron en cuenta los índices financieros.

Estructura de la red neuronal.

El tipo de red neuronal conocido como perceptrón multicapa (MLP), está formado por parámetros o componentes tales como: pesos de las conexiones, un valor para el bias, la función de activación, ratio de aprendizaje (Zhang, Q. J., & Gupta, K. C., 2000).

Los parámetros de la red que fueron usados para el estudio se definieron a partir de la revisión bibliográfica de documentación relacionada al uso de redes neuronales para bancos, especialmente como medio de detección de bancarrota y fraudes. Luego se seleccionó y se creó una base de datos que contenga las variables de entrada y salida, junto con los valores que debían tener cada indicador para ser clasificado dentro de su respectiva categoría. Sin embargo, debido a que existía una distorsión entre datos, lo cual afectaba a la predicción final, se realizó una clasificación jerárquica, obteniéndose en total tres redes neuronales parciales (ilustración 3).

La clasificación jerárquica ayuda a mantener una mejor precisión en la clasificación global del sistema, debido a que la clasificación se realiza por niveles, esta característica es útil, especialmente con datos que presentan distorsiones (cierto grado de ruido) y que contiene múltiples variables de salida, que pueden afectar a la clasificación final (Zhang, Z., Li, J., Manikopoulos, C. N., Jorgenson, J., & Ucles, J., June). Debido a que, en la clasificación jerárquica, la precisión de clasificación de la primera red neuronal afecta a la precisión de las subyacentes redes, se tuvo que asegurar que la primera red presentara un valor de precisión superior a 95%, de tal manera que la propagación del error de la primera red tenga la menor afectación posible en el resultado final.

La ilustración 4 muestra la estructura de una red neuronal de clasificación directa.

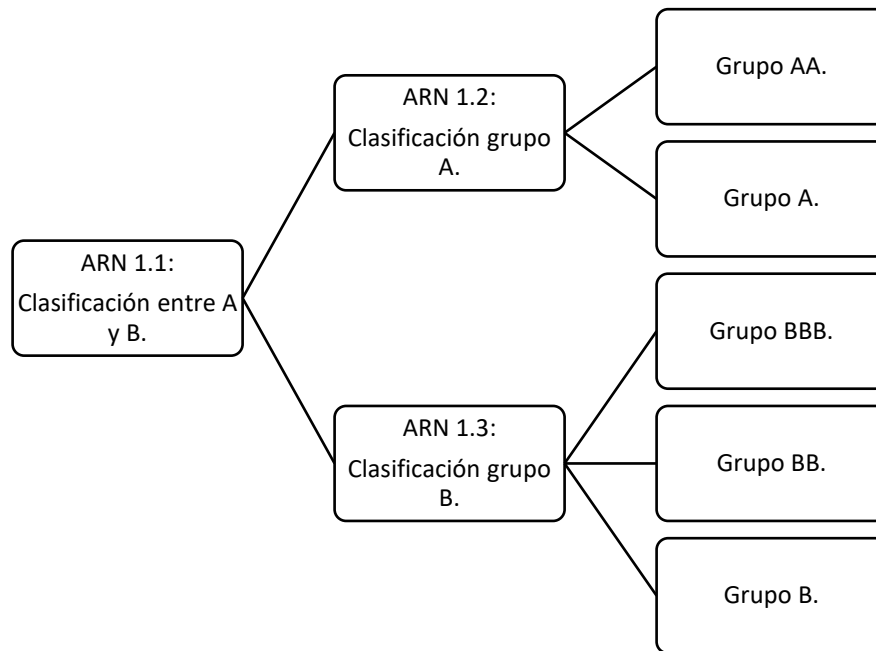


Ilustración 3. ARN para clasificación jerárquica

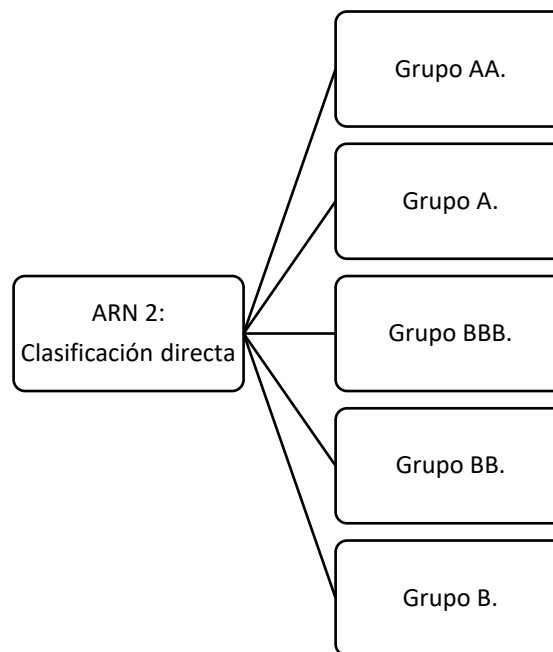


Ilustración 4. ARN para clasificación directa

Los parámetros para cada red neuronal se definieron mediante la variación progresiva de los mismos hasta encontrar la combinación optima que proporcione la mayor precisión en la clasificación. De este modo, el ratio de aprendizaje varió desde 0.1 a 0.5 (paso 0.1), el

momento desde 0.1 a 0.9 (paso 0.1). Para determinar el número de nodos en la capa oculta se varió la cantidad de nodos desde 5 hasta 18 (paso 1).

Los valores finales para los parámetros usados en la red neuronal se resumen en la tabla 6.

Tabla 6

Valores de los principales parámetros considerados en el estudio.

	Ratio de aprendizaje	Momento	N. Capas ocultas	N. nodos capa oculta
ARN 1.1	0.4	0.2	1	13
ARN 1.2	0.4	0.2	1	15
ARN 1.3	0.3	0.2	1	6
ARN 2	0.3	0.2	2	15 C/U

Desarrollo del modelo.

Para el desarrollo del modelo se usó el software

RapidMiner, el cuál es un software de licencia abierta destinado para data science, además, dentro de sus características incluye las herramientas para análisis predictivo de datos y clasificación mediante redes neuronales artificiales.

Se usó la base de datos de cooperativas de Ecuador para representar la entrada a la red, la cual constaba de 35 diferentes empresas del sector 1 y 2. Cada cooperativa contaba con sus respectivos 9 indicadores para cada fecha de corte y con su respectiva calificación para la fecha correspondiente. Cada muestra posee sus respectivos valores para las variables de entrada y la variable de salida.

Para la primera clasificación entre A o B, se realizó como primer paso la normalización de los datos presentes en la base de datos de entrada, para eso se usó el método de rango Intercuartil (interquartile range), después se

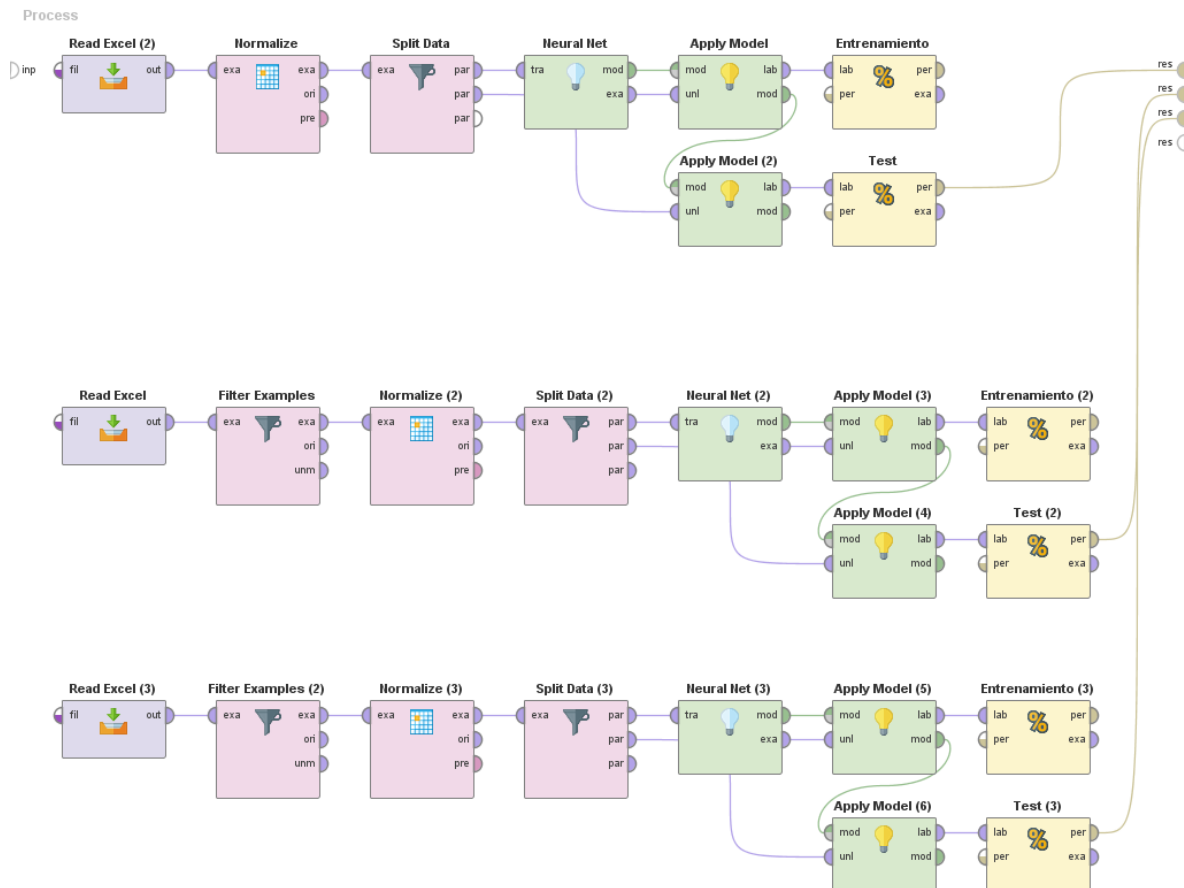


Ilustración 5. ARN de clasificación jerárquica en Rapidminer

realizó la separación de muestras para la etapa de entrenamiento y validación; la separación se realizó en una proporción de 70% para entrenamiento y 30% para validación o testeo, para la separación de muestras se usó la condición shuffled sampling, el cual escoge los datos aleatoriamente para crear los subgrupos.

Para la clasificación respectiva entre elementos del grupo A y grupo B (ARN 1.2 Y ARN 1.3), se usó la misma configuración anterior adicionando un operador de filtrar las muestras después de la entrada de la red. El primer filtro para ARN 1.2 filtraba los datos correspondientes al grupo A (AA, A). El segundo filtro para ARN 1.3 filtraba los datos del grupo B (BBB, BB, B) (Ilustración 5.)

Resultados y discusiones:

La red neuronal con la estructura descrita anteriormente fue desarrollada en el ambiente de RapidMiner. La predicción se basa en datos recolectados por tres años (2015, 2016, 2017). Adicionalmente, es necesario mencionar que se usó los datos de 35 cooperativas de un total de 58 cooperativas que se encuentran dentro de los segmentos 1 y 2, los cuales son considerados como las cooperativas de ahorro y crédito con un mayor número de activos en el Ecuador.

La construcción de la red neuronal se realizó en dos etapas fundamentales, el entrenamiento, en donde la red neuronal debe ajustar los pesos de las conexiones de cada neurona dependiendo de los resultados obtenidos y del error presente en la clasificación, el cual es la diferencia entre la salida obtenida y la salida deseada; segundo, el testeo, en esta etapa se pone a prueba la capacidad de clasificación satisfactoria de la red neuronal, para esto se utiliza muestras no usados en la etapa de entrenamiento, de tal manera que se puede definir un porcentaje de precisión de clasificación de muestras desconocidos para la red.

La cantidad de datos clasificados correctamente, además del porcentaje de clasificación por clase y total en la etapa de entrenamiento se presentan en la tabla 7 y tabla 8. La tabla 7 incluye la primera clasificación de la jerarquía (A o B), presentando sólo una de las dos posibles salidas. La tabla 8, muestra la clasificación del siguiente nivel de la escala jerárquica, clasificando entre las diferentes salidas posibles para cada categoría A y B. Los valores de la fila y columna con la palabra “corrección”, indican el verdadero valor del porcentaje de la respectiva categoría, esta corrección es necesaria debido a que, en la clasificación jerárquica, el porcentaje de la precisión del primer nivel (ARN 1.1), afecta a la precisión real de las subyacentes clasificaciones (ARN 1.2 y ARN 1.3).

Para determinar el valor de la precisión de clasificación, se calculó la razón entre la suma del número de predicciones correctas y la suma del número total de muestras de cada categoría (Ecuación 1). Para determinar la precisión total de ARN 1, es necesario tomar en cuenta las precisiones indicadas en las tablas 7 y 8.

Ecuación 1: Razón para el cálculo de la precisión.

$$\begin{aligned} \text{Precisión} &= \frac{\sum \text{Número de predicciones correctas.}}{\sum \text{Número de muestras totales de cada categoría.}} \\ &= \frac{PC1 + PC2 + \dots}{T1 + T2 + \dots} \end{aligned}$$

Las tablas 9 y 10 comparten las mismas características que las tablas 7 y 8 descritas anteriormente, sin embargo, estas muestran los resultados de la etapa de testeo.

Tabla 7

Clasificación entrenamiento ARN 1.1 (A o B.)

	true B	true A	class precision	Precisión
pred. B	102	1	99.03%	99.56%
pred. A	0	125	100.00%	
class recall	100.00%	99.21%		

Tabla 8

Clasificación entrenamiento ARN 1.2 y ARN 1.3.

	true BB	true B	true BBB	true A	true AA	class precision	Corrección class precision	Precisión Global ARN 1
pred. BB	49	0	0			100.00%	99.03%	98.68%
pred. B	0	5	0			100.00%	99.03%	
pred. BBB	1	0	42			97.67%	96.72%	
pred. A				107	0	100.00%	100.00%	
pred. AA				0	24	100.00%	100.00%	
Class recall	98.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%			
Corrección Class recall	98%	100%	100%	99%	99%			

Tabla 9

Clasificación testeo ARN 1.1 (A o B).

	true B	true A	class precision	Precisión
pred. B	37	4	90.2%	95.92%
pred. A	0	57	100.00%	
class recall	100.00%	93.44%		

Tabla 10

Clasificación testeo ARN 1.2 y ARN 1.3.

	true BB	true B	true BBB	true A	true AA	class precision	Corrección class precision	Precisión Global ARN 1
pred. BB	17	3	0			85.00%	76.70%	83.19%
pred. B	1	4	0			80.00%	72.19%	
pred. BBB	4	1	12			70.59%	63.70%	
pred. A				45	2	95.65%	95.65%	
pred. AA				2	7	70.00%	70.00%	
Class recall	77.27%	50.00%	100.00%	95.74%	77.78%			
Corrección Class recall C	77.27%	50.00%	100.00%	89.46%	72.68%			

Tabla 11

Entrenamiento ARN 2.

	True BB	True B	True A	True BBB	True AA	Class precision	Precisión ARN 2.
pred. BB	49	0	0	0	0	100.00%	98.25%
pred. B	0	11	0	0	0	100.00%	
pred. A	0	0	104	2	0	98.11%	
pred. BBB	0	1	0	39	0	97.50%	
pred. AA	0	0	1	0	21	95.45%	
class recall	100.00%	91.67%	99.05%	95.12%	100.00%		

Tabla 12

Testeo ARN 2.

	True BB	True B	True A	True BBB	True AA	Class precision	Precisión ARN 2.
pred. BB	21	0	0	3	0	87.50%	82.65%
pred. B	1	1	0	0	0	50.00%	
pred. A	0	0	45	1	7	84.91%	
pred. BBB	1	0	4	9	0	64.29%	
pred. AA	0	0	0	0	5	100.00%	
class recall	91.30%	100.00%	91.84%	69.23%	41.67%		

Adicional a la clasificación descrita, se realizó una segunda clasificación sin la utilización de una jerarquía (ARN 2), en esta se usa una sola red neuronal (una clasificación directa de los valores AA, A, BBB, BB, B), el propósito de este segundo modelo de clasificación es el de compararse con la precisión obtenida por el método de clasificación jerárquico. Las tablas 11 y 12 muestran los valores obtenidos para el entrenamiento y testeo respectivamente.

Las siguientes ilustraciones representan de una manera gráfica la precisión para la clasificación de cada categoría (BB, B, BBB, A, AA) para las ARN 1 y ARN 2.



Ilustración 6. Gráfico de barras de la precisión obtenida.

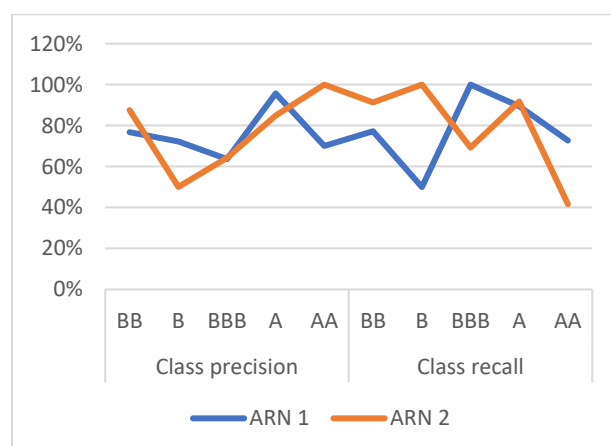


Ilustración 7. Gráfico de líneas de la precisión obtenida.

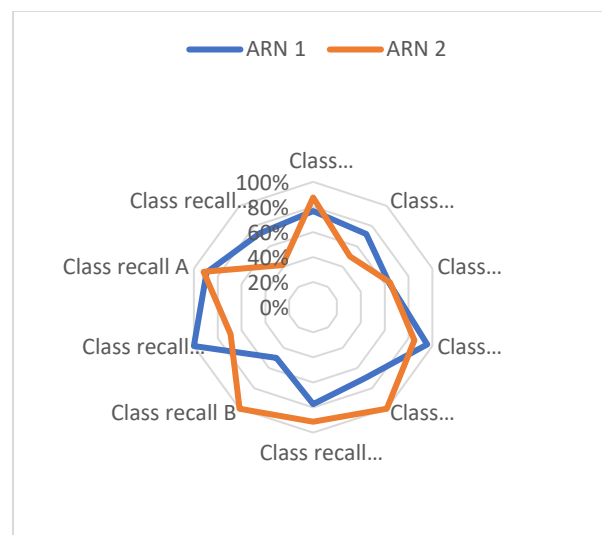


Ilustración 8. Gráfico de radar de la precisión obtenida.

Como se observa en la ilustración 6, el modelo de red neuronal realizado con un nivel jerárquico (ARN 1) presenta puntos fuertes y débiles con respecto a la red neuronal sin jerarquía (ARN 2), misma apreciación que se puede realizar en la ilustración 7, y finalmente con mayor claridad en la ilustración 8, donde se aprecia ligeramente que ARN 1 presenta un nivel más estable de clasificación en todas las posibles salidas de la red neuronal.

Para el análisis de cuál de las dos redes neuronales es la más adecuada para su uso en las cooperativas de ahorro y crédito, se tomó en cuenta los valores de la precisión global de la etapa de testeo, debido a que esta etapa es la más cercana al comportamiento real de la red ante valores desconocidos. Los valores de la precisión obtenida por los dos métodos en el testeo son 83.19% para ARN 1 y 82.65% para ARN 2 (tabla 10 y 12); lo que indica que el método de clasificación por nivel jerárquico presenta un resultado de precisión ligeramente superior. Por lo tanto, se definió a la red de clasificación por nivel jerárquico (ARN 1) como la red más adecuada de este estudio.

El porcentaje de precisión obtenida en el estudio (83.19%) se considera como “adecuado” para una clasificación de esta naturaleza, siendo así

una opción considerable, especialmente si se usa como método de clasificación secundaria o como medio de contrastar métodos actuales, aun así, otros estudios previos han alcanzado porcentajes mejores, la tabla 13 muestra los valores de los porcentajes que se obtuvieron en algunos de los estudios revisados, algunos estudios incluyen valores de precisión que se han obtenido por métodos alternativos, los cuales son: regresión logística y análisis discriminante.

Es necesario mencionar que los valores de precisión mostrados en la tabla 13 fueron desarrollado con un nodo de salida dicotómico (0 o 1), lo cual difiere del estudio propuesto, el cual es realizado con 5 nodos de salida. Además, los estudios revisados se centran en la predicción de bancarrota y fraude de tarjetas de crédito, en los que las condiciones de predicción podrían variar. Otro de los factores de diferencia entre el estudio realizado y los estudios revisados, es la cantidad de datos disponibles para la etapa de entrenamiento y testeo de la red neuronal.

Los estudios concluyen que mientras más datos se dispongan para la red, mejor será el valor de la precisión al momento de la clasificación. La cantidad de muestras que se usaron para este estudio, para ARN 1 y ARN 2, se muestran en la ilustración 9 y 10 para la etapa de entrenamiento y testeo respectivamente.

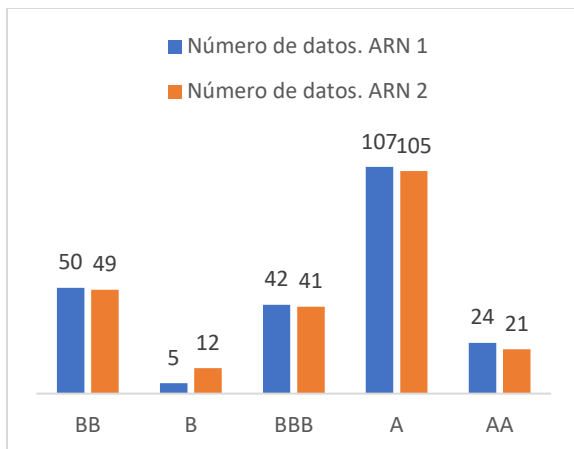


Ilustración 9. Tamaño de la muestra usada para el entrenamiento

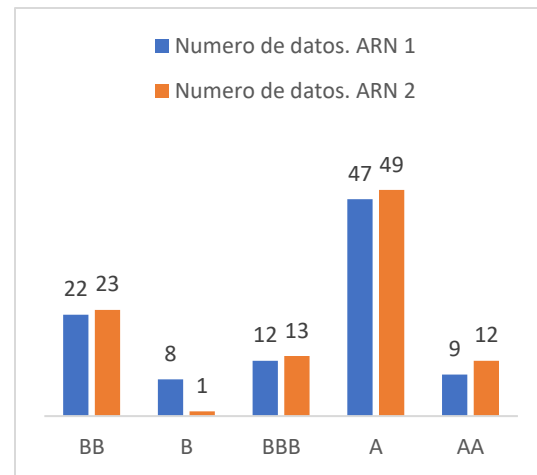


Ilustración 10. Tamaño de la muestra usada para el testeo.

Además, los datos usados para el estudio presentaban un ligero grado de “ruido”, causado por la desproporcionalidad de los valores para algunos índices de ciertas muestras, razón que pudo haber afectado la precisión total del desempeño de la red al momento de la clasificación, de la misma manera que concluyó el estudio realizado por Philippe du Jardin (2010), quién considera que la precisión depende fuertemente del nivel de correlación entre variables, el grado de separabilidad lineal de los datos y el nivel de ruido. Sin embargo, no se ha encontrado algún estudio previo realizado para la clasificación de este tipo de cooperativas mediante este método, por lo que, este estudio podría proporcionar una referencia para estudios futuros.

Finalmente, el valor de la predicción encontrado indica que existe una aceptable precisión de clasificación exitosa de una cooperativa de ahorro y crédito, indicando que el método de clasificación por redes neuronales presenta casi el mismo grado de precisión que las herramientas dominantes en el mercado (análisis discriminante y regresión logística); además, aunque no se disponía de una gran cantidad de datos y la presencia de cierto grado de ruido en estos, se lograron obtener resultados que están

Tabla 13

Resultados obtenidos en estudios previos.

Título del estudio	Tipo de clasificación	Método de pronóstico	Porcentaje de pronóstico
A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction	Bancarrota	Análisis discriminante	59.26%
		Multilayer perceptron (MLP)	81.48%
Bankruptcy Prediction Model Using Neural Networks	Bancarrota	Multilayer perceptron (MLP)	81.50%
NEURAL NETWORKS IN BANKRUPTCY PREDICTION – A COMPARATIVE STUDY BASED ON THE FIRST HUNGARIAN BANKRUPTCY MODEL	Bancarrota	Multilayer perceptron (MLP)	78.00%
		Regresión logística	76.00%
		Análisis discriminante	76.00%
The Bankruptcy Prediction by Neural Networks and Logistic Regression	Bancarrota	Multilayer perceptron (MLP)	90.70%
		Regresión logística	87.90%
Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: the influence of variable selection techniques on model accuracy	Bancarrota	Multilayer perceptron (MLP)	93.58%
		Regresión logística	90.77%
		Análisis discriminante	85.19%
Credit card fraud detection using neural network and geolocation	Fraude en tarjetas de crédito	Multilayer perceptron (MLP)	80.00%

dentro del rango de predicción de otros estudios de clasificación en base a redes neuronales. Por otra parte, los índices financieros seleccionados para representar las entradas de la red neuronal presentan una aceptable influencia en la clasificación final que puede recibir una cooperativa de ahorro y crédito.

Adicionalmente, mediante el valor de los pesos de las neuronas, el valor del bias y la estructura en general de ARN 1, se realizó un archivo ejecutable en Excel para ser distribuido a cualquier persona u organización que pudiera estar interesado en el mismo.

Conclusiones:

El uso de redes neuronales artificiales es uno de los métodos alternativos actuales para la actividad de clasificación y simulación, por lo cual su uso se ha expandido al ámbito empresarial, tal como, cooperativas de ahorro y crédito, la cuales realizan la clasificación de riesgo mediante firmas ajenas a la organización (outsourcing). Se ha demostrado mediante este estudio la factibilidad, mediante la utilización de los indicadores financieros, de realizar esta clasificación desde el ámbito interno, aunque no se logra reemplazar en completo al análisis realizada por firmas de calificación de riesgo, sin embargo, esta herramienta puede

proporcionar alertas sobre un posible deterioro de su estructura interna. Las cooperativas de ahorro y crédito pueden usar, como un método de apoyo nuestra red neuronal artificial debido a que esta herramienta presenta un porcentaje de precisión de 83.19% al momento de clasificar una organización dentro de la escala de riesgo.

El resultado obtenido en el estudio ha demostrado que existe una aceptable precisión al momento de clasificar una cooperativa. A pesar de que sería recomendado utilizarlo como método de apoyo para tal actividad, y continuar con el entrenamiento de la red hasta que cuente con una cantidad mayor de muestras, de manera que el valor de la precisión incremente hasta niveles más aceptables para ser una herramienta principal. Este estudio también ha demostrado que el uso de una red neuronal artificial jerárquica presenta un ligero incremento en la precisión total de clasificación.

Debido a que en Ecuador, sólo algunas de las cooperativas del segmento 1 y 2 (35 empresas de un total de 852) presentan registros de calificación de riesgo, la herramienta propuesta puede ser usada como medio de apoyo para fortalecer la toma de decisiones de dichas cooperativas, y como medio de consulta para cooperativas que no realizan esta actividad.

Este estudio presenta algunas limitaciones. Primero, el estudio se realizó para Ecuador, usando datos internos en todo el proceso. Segundo, para realizar la clasificación de riesgo de manera global, es necesario considerar elementos financieros y organizacionales (personal, dirección, tecnología, clientes, etc.), sin embargo, el estudio se ha centralizado en elementos financieros, por lo cual el resultado obtenido está ligado a ese campo.

Estudios posteriores deberían hacerse considerando diferentes ratios financieros o incrementando el número de los propuestos, con propósito de comparar si existen algún cambio positivo en la precisión de clasificación, además sería recomendado realizar esta actividad con una cantidad mayor de datos, de manera que la

red neuronal artificial pueda fortalecerse con mayor gama de posibles escenarios. Otro de los posibles estudios futuros podría ser la clasificación de riesgo de las cooperativas de ahorro y crédito mediante métodos alternativos, como árbol de decisiones, máquinas de soporte vectorial (SVM) y otros, para contrastar o comparar el valor de precisión que puedan presentar dichos métodos.

Agradecimientos:

En esta sección de gustaría agradecer a todas las personas que me han apoyado con ideas, información y fuentes de consulta además de mis amigos y familiares que han aportado sus opiniones y ánimos.

Bibliografía:

- Abbas, O. M. (2015). Neural Networks in Business Forecasting. *International Journal of Computer (IJC)*, 19(1), 114-128.
- Amato, F., González-Hernández, J. L., & Havel, J. (2012). Artificial neural networks combined with experimental design: a “soft” approach for chemical kinetics. *Talanta*, 93, 72-78.
- Amato, F., López, A., Peña-Méndez, E. M., Vañhara, P., Hampl, A., & Havel, J. (2013). Artificial neural networks in medical diagnosis.
- Atiya, A. F. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. *IEEE Transactions on neural networks*, 12(4), 929-935.
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly*, 36(4).
- Dalrymple, D. J. (1987). Sales forecasting practices: Results from a United States survey. *International Journal of Forecasting*, 3(3-4), 379-391.



- Fedor P, Malenovsky I, Vanhara J, Sierka W, Havel J. (2008). Thrips (Thysanoptera) identification using artificial neural networks. *Bull Entomol Res.* 98: 437–447.
- Guest Blog. (2016). Representación de una red neuronal artificial. Retrieved from <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/08/evolution-core-concepts-deep-learning-neural-networks/>
- Havel, J., Pena, E. M., Rojas-Hernández, A., Doucet, J. P., & Panaye, A. (1998). Neural networks for optimization of high-performance capillary zone electrophoresis methods: A new method using a combination of experimental design and artificial neural networks. Presented at the 10th International Symposium on Capillary Electrophoresis and Isotachophoresis, Prague, 17–20 September, 1996.1. *Journal of Chromatography A*, 793(2), 317-329.
- Laitinen, E. K., & Laitinen, T. (2001). Bankruptcy prediction: Application of the Taylor's expansion in logistic regression. *International review of financial analysis*, 9(4), 327-349.
- Li, Y., Rauth, A. M., & Wu, X. Y. (2005). Prediction of kinetics of doxorubicin release from sulfopropyl dextran ion-exchange microspheres using artificial neural networks. *European journal of pharmaceutical sciences*, 24(5), 401-410.
- Maithili, A., Kumari, R. V., & Rajamanickam, S. (2012). Neural network towards business forecasting. *IOSR journal of engineering*, 2(4), 831-836.
- Maithili, A., Kumari, R. V., & Rajamanickam, S. (2012). Neural network towards business forecasting. *IOSR journal of engineering*, 2(4), 831-836.
- Mazur, M. (2015). Estructura de una red neuronal artificial. Retrieved from <https://mattmazur.com/2015/03/17/a-step-by-step-backpropagation-example/>
- Michalková, V., Valigurová, A., Dindo, M. L., & Vaňhara, J. (2009). Larval morphology and anatomy of the parasitoid *Exorista larvarum* (Diptera: Tachinidae), with an emphasis on cephalopharyngeal skeleton and digestive tract. *Journal of Parasitology*, 95(3), 544-554.
- Molga, E. J., Van Woezik, B. A. A., & Westerterp, K. R. (2000). Neural networks for modelling of chemical reaction systems with complex kinetics: oxidation of 2-octanol with nitric acid. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, 39(4), 323-334.
- Odom, M. D., & Sharda, R. (1990, June). A neural network model for bankruptcy prediction. In *Neural Networks, 1990., 1990 IJCNN International Joint Conference on* (pp. 163-168). IEEE.
- Ogwueleka, F. N., Misra, S., Colomo-Palacios, R., & Fernandez, L. (2015). Neural network and classification approach in identifying customer behavior in the banking sector: A case study of an international bank. *Human factors and ergonomics in manufacturing & service industries*, 25(1), 28-42.
- Rodríguez Galdon, B., Peña-Méndez, E., Havel, J., Rodríguez Rodríguez, E. M., & Díaz Romero, C. (2010). Cluster analysis and artificial neural networks multivariate classification of onion varieties. *Journal of agricultural and food chemistry*, 58(21), 11435-11440.
- SOLIDARIO, S. F. P. Y. (2014). *Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria*.
- Zekic-Susac, M., Sarlija, N., & Bensic, M. (2004, June). Small business credit scoring: a comparison of logistic regression, neural network, and decision tree models. In *Information Technology Interfaces, 2004. 26th International Conference on* (pp. 265-270). IEEE.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International journal of forecasting*, 14(1), 35-62.



Zhang, Q. J., & Gupta, K. C. (2000). Neural networks for RF and microwave design (Book+ Neuromodeler Disk). Artech House, Inc..

Zhang, Z., Li, J., Manikopoulos, C. N., Jorgenson, J., & Ucles, J. (2001, June). HIDE: a hierarchical network intrusion detection system using statistical preprocessing and neural network classification. In Proc. IEEE Workshop on Information Assurance and Security (pp. 85-90).

Zur, R. M., Jiang, Y., Pesce, L. L., & Drukker, K. (2009). Noise injection for training artificial neural networks: A comparison with weight decay and early stopping. Medical physics, 36(10), 4810-48